

УДК 681.518.5

[https://doi.org/ 10.35546/kntu2078-4481.2019.3.5](https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2019.3.5)

І.С. КОНОХ

Кременчугський національний університет ім. Михайла Остроградського
ORCID: 0000-0001-5930-1957

Н.Н. ИСТОМИНА

Кременчугський національний університет ім. Михайла Остроградського
ORCID: 0000-0002-6811-8115

С.Д. СРИБНИЙ

Кременчугський національний університет ім. Михайла Остроградського
ORCID: 0000-0003-3340-416X

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МУЛЬТИАГЕНТНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ И АВТОМАТИЧЕСКОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ

В статье исследуется вопрос эффективного построения интеллектуальных систем идентификации состояния технологического процесса и регулирования его параметров на основе классификации наборов сигналов управления и сигналов сенсоров. Предложена модель мультиагентной системы супервизорного типа, ориентированной на обработку сигнальных векторов. Каждый агент содержит свой запомненный вектор и массив весовых коэффициентов для каждой составляющей вектора. Система обладает свойствами вычисления взвешенного расстояния между векторами, причем весовые коэффициенты для каждого агента вычисляются автоматически по разработанному алгоритму. Реализуется свойство самообучения путем добавления нового агента в коллекцию при обнаружении входного сигнального вектора с высокой степенью отличия от всех векторов, хранящихся в агентах. При работе с векторами, составленными из отчетов сигналов в прямом канале управления и канале обратной связи, становится возможным с помощью мультиагентной системы осуществлять предикторное управление динамическим объектом. На модельных экспериментах показана работоспособность мультиагентной системы регулирования. Разработан метод синтеза управляющих программ, основанный на автоматическом построении вычислительной модели динамического объекта, с помощью которой решается прямая и обратная задачи управления, что позволяет рассчитать воздействие на процесс и спрогнозировать реакцию объекта. Рассогласование между заданным и прогнозным значениями управляемой величины позволяет скорректировать управляющие воздействия до их фактической выдачи на исполнительные устройства. Функции самообучения и прогнозирования выхода объекта обеспечивают свойства интеллектуальности системы управления, что снижает издержки создания и модернизации систем управления технологическими линиями.

Ключевые слова: система управления, мультиагентная система, автоматическое регулирование, самообучение.

І.С. КОНОХ

Кременчуцький національний університет ім. Михайла Остроградського
ORCID: 0000-0001-5930-1957

Н.М. ІСТОМІНА

Кременчуцький національний університет ім. Михайла Остроградського
ORCID: 0000-0002-6811-8115

С.Д. СРІБНИЙ

Кременчуцький національний університет ім. Михайла Остроградського
ORCID: 0000-0003-3340-416X

ВИКОРИСТАННЯ МУЛЬТИАГЕНТНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ЗАДАЧ ІДЕНТИФІКАЦІЇ І АВТОМАТИЧНОГО РЕГУЛЮВАННЯ

У статті досліджується питання ефективної побудови інтелектуальних систем ідентифікації стану технологічного процесу і регулювання його параметрів на основі класифікації наборів сигналів управління і сигналів сенсорів. Запропоновано модель мультиагентної системи супервизорного типу, орієнтованої на обробку сигнальних векторів. Кожен агент містить свій запам'ятовуваний вектор і масив вагових коефіцієнтів для кожної складової вектора. Система має властивості обчислення зваженого відстані між векторами, причому вагові коефіцієнти для кожного агента обчислюються автоматично за розробленим алгоритмом. Реалізується властивість самонавчання шляхом додавання нового агента в колекцію при виявленні вхідного сигнального вектора з високим ступенем відмінності від усіх векторів, що зберігаються в агентах. При роботі з векторами, складеними із звітів сигналів у прямому каналі управління і каналі зворотного зв'язку, стає можливим за допомогою мультиагентної

системи здійснювати предикторне управління динамічним об'єктом. На модельних експериментах показана працездатність мультиагентної системи регулювання. Розроблено метод синтезу керуючих програм, заснований на автоматичній побудові обчислювальної моделі динамічного об'єкта, за допомогою якої вирішується пряма і зворотна задачі управління, що дозволяє розрахувати вплив на процес і спрогнозувати реакцію об'єкта. Неузгодженість між заданим і прогнозним значеннями керованої величини дозволяє скорегувати керуючі впливи до їх фактичної видачі на виконавчі пристрої. Функції самонавчання і прогнозування виходу об'єкта забезпечують властивості інтелектуальності системи управління, що знижує витрати створення і модернізації систем управління технологічними лініями.

Ключові слова: система управління, мультиагентна система, автоматичне регулювання, самонавчання.

S. KONOKH

Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University
ORCID: 0000-0001-5930-1957

N.M. ISTOMINA

Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University
ORCID: 0000-0002-6811-8115

S.D. SRIBNYI

Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University
ORCID: 0000-0003-3340-416X

USING MULTIAGENT SYSTEMS FOR IDENTIFICATION AND AUTOMATIC CONTROL TASKS

The article explores problem of effective design of intelligent systems for identifying the technological process state and regulating parameters based on the classification of control signals sets and sensor signals. The multi-agent system model of supervisor type, oriented to the processing of signal vectors, is proposed. Each agent contains own stored vector and an array of weights for each vector component. The system has the properties of calculating the weighted distance between vectors. The weighting coefficients for each agent are calculated automatically according to the developed algorithm. The self-learning property is realized by adding a new agent to the collection at detecting an input signal vector with a high degree of difference from all vectors stored in the agents. Under working with vectors composed of signal reports in the direct control channel and the feedback channel, the predictive control of a dynamic object using a multi-agent system becomes possible. Model experiments show the working capacity of a multi-agent control system. The method for control programs synthesizing based on the automatic construction of a computational model of a dynamic object is developed. The direct and inverse control problems are solved using the computational model. This allows one to calculate the effect on the process and predict the reaction of the object. The mismatch between the set and predicted values of the controlled parameter allows adjusting the control actions before actual delivering ones to the actuators.

The self-learning and predicting functions of the object's output ensure the intelligence properties of the control system. This reduces the costs of creating and upgrading control systems for production lines.

Keywords: control system, multi-agent system, automatic regulation, self-learning.

Постановка проблеми

Задачі управління неперервними технологічними процесами сировинної обробки мають свою специфіку, обумовлювану необхідністю розробки і совершенствования систем управління. Можна виділити наступні взаємозв'язані підзадачі:

- підвищення наблюдаємості за параметрами процесу;
- синтез найбільш обґрунтованих критеріїв оптимізації;
- пошук і формування оптимальних статических режимів по комплексу показателів;
- оптимізація переходних процесів;
- компенсація запаздывання в контурах регулювання;
- компенсація нелінійності в відкликах об'єкта управління;
- компенсація возмущаючих впливів і підтримання стабільних якісних характеристик вихідного продукту при заданій продуктивності;
- зниження витрат на модернізацію і адаптацію систем управління.

Більша частина цих підзадач зв'язана з питанням синтезу чисельних програмних моделей для розрахунку параметрів процесу на основі доступних технологічних сигналів.

Существуючі підходи передбачають проведення науково-дослідницьких робіт висококваліфікованим інженерно-науковим персоналом применительно к каждому

технологическому процессу индивидуально, что подразумевает высокие временные и финансовые затраты.

Анализ последних исследований и публикаций

В непрерывных технологических процессах химического, горно-обогатительного и металлургического производств большая доля установок или технологических потоков соответствует общей структуре [1], показанной на рис. 1. Их работа характеризуется непрерывной подачей сырьевых продуктов [1, 2]. Можно выделить общий канал транспортирования перерабатываемого сырья, участки или зоны обработки, куда подводится энергия и дополнительные продукты, системы подготовки и дозирования сырья, системы удаления побочных и сопутствующих материальных и энергетических продуктов [1, 3, 4].

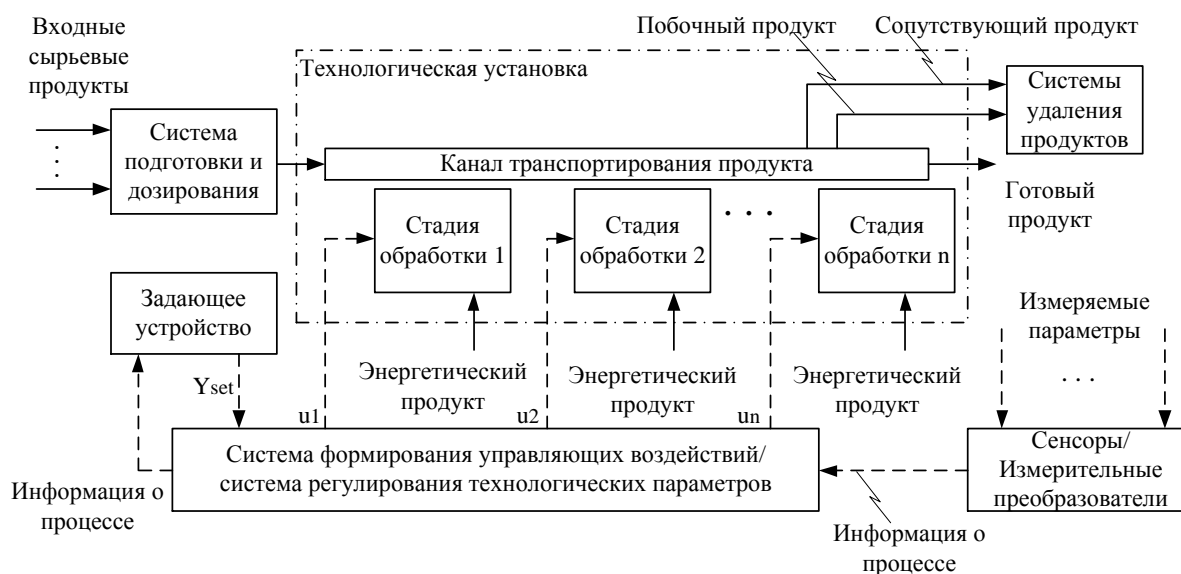


Рис. 1. Классическая структура производственной системы

Также в пределах технологического потока могут быть контуры циркуляции сырья и энергии, но их можно рассматривать как особенности отдельных стадий обработки. Тем не менее, сохраняется общая направленность прохождения продукта от участка загрузки сырья до участка выгрузки.

Система управления – неотъемлемая часть современных технологических линий. Она включает установленные на технологическом оборудовании устройства: датчики и актюаторы; контроллеры, осуществляющие регулирование в реальном времени, измерительные и силовые преобразователи; устройства уровня SCADA, оперативный персонал. Система управления формирует управляющие воздействия u_i для каждой стадии обработки, которые определяют поток сырьевых и энергетических продуктов, формируя технологический режим обработки.

Именно с уровня SCADA-системы вводятся задающие воздействия для контуров регулирования и формируются технологические режимы. На предприятиях решены задачи автоматизации низкого уровня, внедрены цеховые SCADA-системы и первичные элементы MES-систем [2, 5], но по-прежнему присутствуют сложности с внедрением в управляющие информационные системы АСУТП процедур определения наиболее эффективных режимов с учетом текущей конъюнктуры, цен на сырье и энергоносители.

Реализация оптимального управления может усложняться следующими факторами:

- отсутствием возможности измерить основные качественные параметры продукта на промежуточных стадиях обработки для оперативной коррекции управляющих воздействий;
- большой транспортной задержкой прохождения сырья;
- сложностью компенсации возмущающих воздействий;
- нелинейностью реакций объекта управления;
- периодическим изменением свойств сырья или марки выпускаемого продукта, что сказывается на кинетических параметрах процесса обработки;
- слабой формализацией методов определения наиболее эффективных режимов.

Исследования в области прикладных интеллектуальных технологий показывают недостаточную приспособленность формальных моделей искусственных нейронных сетей, нечетких логических контроллеров, экспертных систем к оптимизации и автоматическому управлению в реальном времени

технологическими процессами. В работах [6, 7] описаны нейронные регуляторы для технологических процессов. Удовлетворительные результаты синтеза достигаются при условии наличия уже найденных частных оптимальных решений для отдельных состояний процесса. Нейронные регуляторы аппроксимируют обучающие примеры на все множество возможных состояний, но сами не обеспечивают поиск оптимальных решений.

В работах [8, 9] описано модель нечеткого регулятора и метод подбор настроек и параметров функций принадлежности. Нечеткий контроллер выступает в качестве дополнительного модуля, корректирующего настройки ПИД-регулятора и придающего регулятору нелинейные свойства, улучшающие переходной процесс.

Можно сделать обобщение: предлагаемые модели нейросетевых и нечетких систем автоматического регулирования также работают по сигналу рассогласования и не реализуют полноценное предикторное управление. Обладают очень ограниченными свойствами самонастройки и требуют участия экспертов для улучшения качества управления [10].

Отсутствие универсального подхода в использовании известных интеллектуальных технологий вынуждают заниматься синтезом специализированных методов и моделей для каждой установки индивидуально [11], а иногда требуются дополнять и модифицировать систему управления даже для отдельных технологических режимов [12]. Также многие улучшенные методы автоматического управления для оптимизации управляющих алгоритмов требуют наличия аналитического описания процессов управления и адекватных вычислительных моделей [12].

Источники [13, 14] определяют технологию мультиагентных систем как перспективную для решения задач оптимального управления многосвязными системами.

Формулирование цели исследования

Цель работы заключается в разработке универсальной модели мультиагентной системы для автоматического синтеза вычислительных моделей динамических процессов на основе обработки временных отчетов технологических сигналов.

Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

- разработать структуру усовершенствованной системы управления технологическим оборудованием с использованием мультиагентных модулей;
- синтезировать усовершенствованную модель мультиагентной системы и алгоритмы работы супервизорного модуля для моделирования динамического процесса и решения прямой и обратной задачи автоматического управления;
- сформулировать в общем виде метод управления динамическим объектом с использованием мультиагентной системы;
- сравнить на контрольных примерах качество работы ПИД-контроллера и мультиагентной системы для задачи автоматического регулирования.

Изложение основного материала исследования

На основе анализа состояния вопроса по разработке интеллектуальных систем управления, можно сделать вывод, что повышение эффективности создания и внедрения новых систем управления зависит от качества решения задач аппроксимации многомерных зависимостей. Это позволит идентифицировать актуальное состояние сырья в процессе обработки, если невозможны прямые измерения. Следовательно, можно вовремя корректировать управляющие воздействия для каждой стадии обработки, что повысит точность стабилизации качественных параметров выходного продукта [15]. Обычно это приходится делать после выхода продукта из установки, когда для этой части уже ничего невозможно исправить.

На рис. 2 закрашены блоки, в которых находят применение системы искусственного интеллекта и для которых актуально исследовать мультиагентную технологию автоматического синтеза вычислительных моделей динамических процессов на основе обработки временных отчетов технологических сигналов.

Для случая предикторного регулирования можно составить структурную схему одиночного контура регулирования (рис. 3), которая включает в себя блоки звеньев транспортной задержки для формирования векторов из текущего и прошлых отчетов сигналов задания, управления и обратной связи. Также в состав входит блок задания желаемой формы переходного процесса и мультиагентная система в качестве регулятора.

Предполагается, что мультиагентная система реализует следующие свойства искусственного интеллекта [16]:

- автоматическое построение модели на основе обобщения сопоставленных отчетов входных-выходных сигналов объекта управления;
- расчет текущего управляющего воздействия путем решения обратной задачи управления с помощью модели;
- прогнозирование выхода объекта путем решения прямой задачи управления с помощью модели;

- циклическая коррекция управляющего воздействия для соблюдения требуемой точности управления до их фактической выдачи на исполнительные устройства;
- обучение, без прерывания процесса управления, через добавления новых агентов в коллекцию при попадании в ситуации, не соответствующие запомненным сигнальным векторам.



Рис. 2. Общая структура интеллектуальной производственной системы

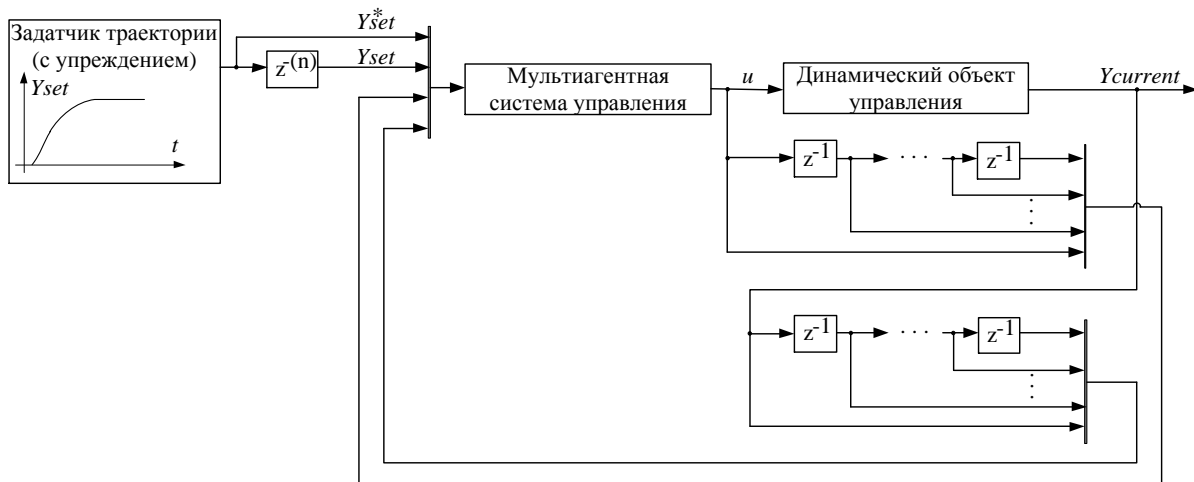


Рис. 3. Структурная схема включения мультиагентного регулятора

Для вышеописанных способов функционирования предлагается следующая структура мультиагентной системы, описываемая кортежем:

$$MAS = \langle agents, Y_{actual}, A, Z, S, Ctrl, \sigma, \theta \rangle, \tag{1}$$

- где
- agents – массив агентов;
 - Y_{actual} – текущий сигнальный вектор;
 - A – множество выходных сигналов агентов, которые обозначают степень соответствия вектора Y_{actual} хранимому вектору;
 - Z – множество выходных сигналов агентов, которые идентифицируют выходную переменную S;
 - S – прогнозируемый сигнал или идентифицируемое значение;

Ctrl – массив констант для задания параметров работы;

$\sigma: A \times Z \rightarrow S$ – отображение множеств выходов агентов на прогнозируемый сигнал;

$\theta: Y_{actual} \times agents \rightarrow Z, A$ – отображение входного сигнального вектора и массива агентов на множества выходных сигналов.

Структуру разработанного агента можно описать кортежной моделью:

$$Agent = \langle \alpha, zet, Y_{actual}, Y_{preset}, w, z, c \rangle, \quad (2)$$

где: Y_{preset} – предустановленный вектор сигналов, сформированный при создании агента;
 w – вектор весовых коэффициентов, определяющих масштаб рассогласования сигналов;
 c – множество управляющих флагов;
 z – множество прогнозных сигналов;
 α – отображение множества сигналов входного вектора на множество сигналов установленного вектора на множество весовых коэффициентов и определяет степень соответствия текущей ситуации тому состоянию, на который настроен агента;
 zet – отображение этих же множеств на множество прогнозных сигналов.

Имеющийся набор (ансамбль агентов) параллельно обрабатывает входной вектор технологических сигналов (как на рис. 3) и рассчитывают степень принадлежности хранимого вектора к текущему входному. Второй выходной сигнал – определяется типом решаемой задачи. Для обратной задачи выдается рекомендуемое управляющее воздействие, для прямой – прогнозируемый выход объекта управления.

Мультиагентный супервизор аккумулирует выходы агентов по следующей формуле:

$$S = \frac{z_i \cdot \sum_{i=1}^n f_{tr} (f_{act} (\sum_{j=1}^m (|Y_{current}^j - Y_{preset}^j |) W_i^j))}{\sum_{i=1}^n f_{tr} (f_{act} (\sum_{j=1}^m (|Y_{current}^j - Y_{preset}^j |) W_i^j))}, \quad (3)$$

где m – количество компонент вектора;
 n – количество агентов в коллекции;
 f_{tr} – пороговая функция, определяющая достаточное значение степени принадлежности агента для участия в расчетах аккумулированного значения;
 f_{act} – функция активации, вычисляющая степень близости векторов на основе взвешенного суммарного рассогласования;

Фактически, единое прогнозное значение вычисляется по методу упрощенного центра тяжести, как в операции дефазификации алгоритма нечеткого вывода Сугэно [9]. Каждый агент, дающий степень соответствия входному вектору больше заданного порога, можно рассматривать как аналог продукционного правила в нечетком контроллере, имеющего ненулевой результат активизации. В контексте задачи реализации интеллектуального регулятора, выражение (3) может определить, как управляющее воздействие на текущем шаге, так и прогнозное значение управляемой переменной.

Внутреннюю структуру мультиагентного регулятора раскрывает рис. 4.

Логика работы регулятора предусматривает циклический ввод временных отчетов внешних сигналов, формирующих вектор состояния системы. Затем, на основе полученного вектора, мультиагентная система решает обратную задачу. Идентифицируется сигнал управления, который обеспечит на следующем такте заданное значение управляемой величины.

После этого решается прямая задача – модельная проверка на том же самом наборе агентов соответствие заданного и прогнозного значения выхода объекта управления. Величина рассогласования, так же, как и в классических регуляторах, может использоваться для коррекции управляющих воздействий, увеличения надежности и точности работы системы. Скорректированное управляющее воздействие подается на текущем такте на вход объекта.

Алгоритм работы мультиагентной интеллектуальной системы управления/регулирования описывает UML-диаграмма на рис. 5, 6.

Логика работы МАС должна обеспечивать корректность идентификации объекта для уже зафиксированных верифицированных случаев при добавления новых агентов, которые соответствуют новым наблюдаемым ситуациям. То есть, новые добавленные агенты не должны повлиять в худшую сторону на точность идентификации в предыдущих ситуациях. Это решается введением в алгоритм работы адаптивного порога отбора агентов, в зависимости от максимальной степени соответствия (максимальный сигнал α – Max_alfa) по всему набору агентов. В выражении (3) за адаптивный отбор отвечает функция $f_{tr}()$. Если отказаться от введения принципа отбора агентов, то большое количество

агентов с низким порогом может “пересилить” единичных агентов, которые наиболее точно соответствуют текущей ситуации. Выражение (4) показывает условие отбора агентов:

$$\frac{\text{alfa}}{\text{Max_alfa}} \geq \text{threshold} . \tag{4}$$

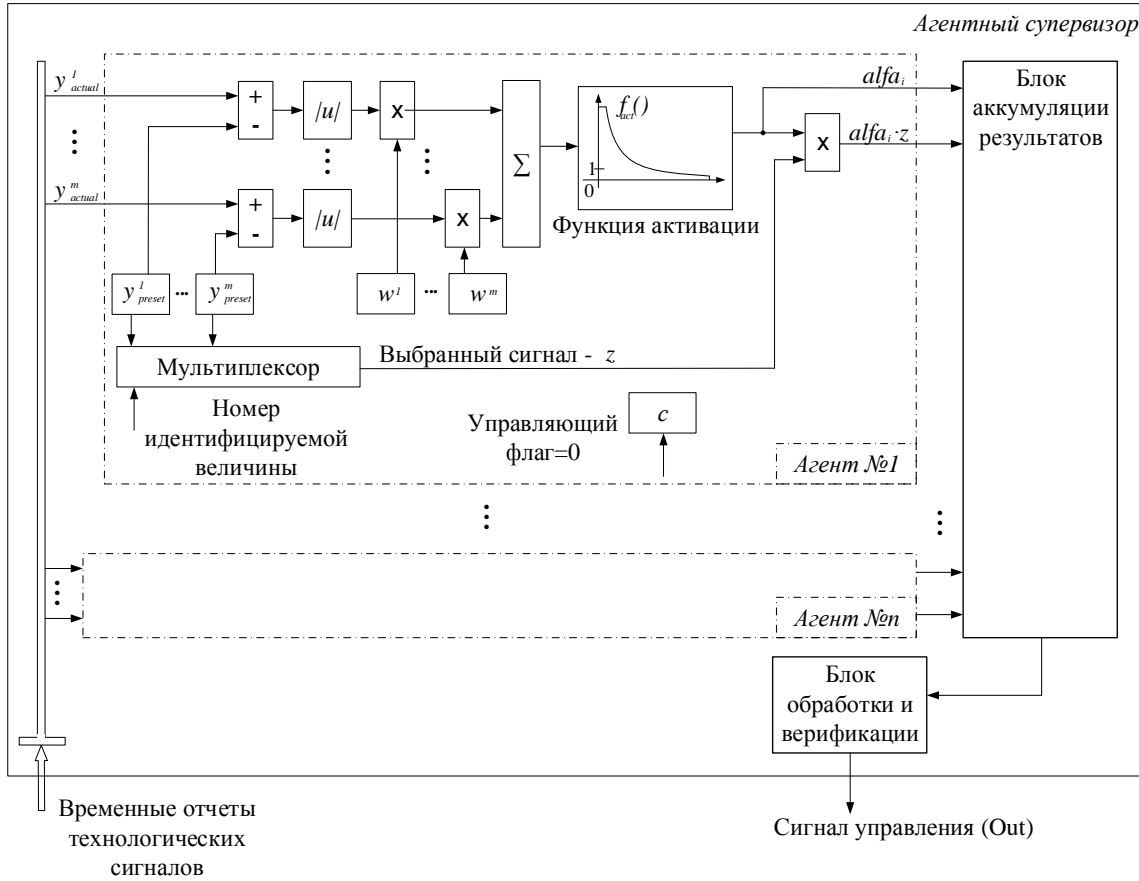


Рис. 4. Структура мультиагентного регулятора

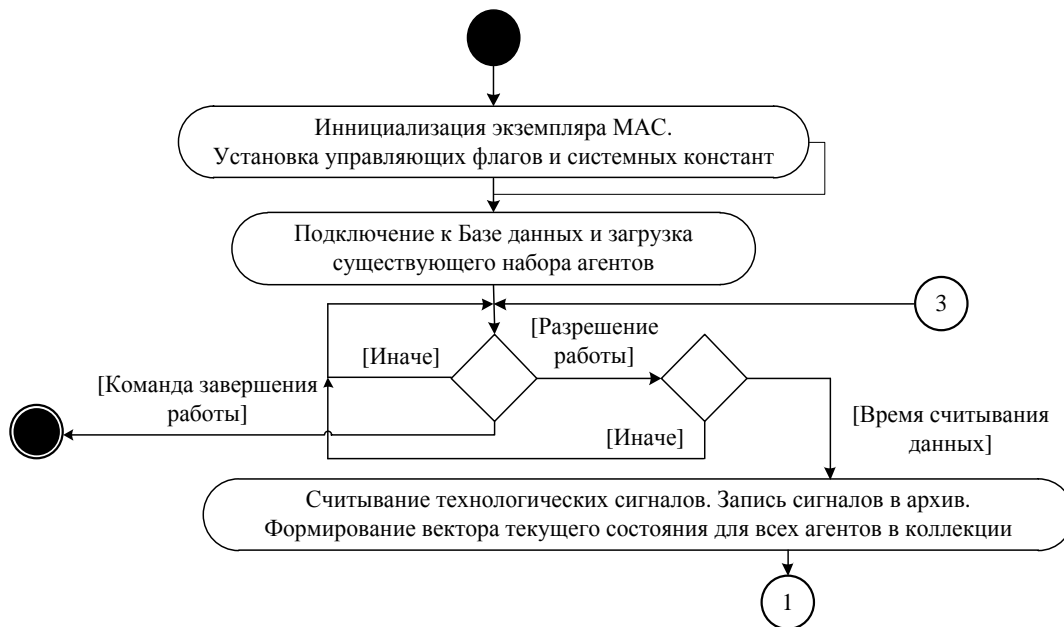


Рис. 5. UML-диаграмма активности мультиагентного регулятора

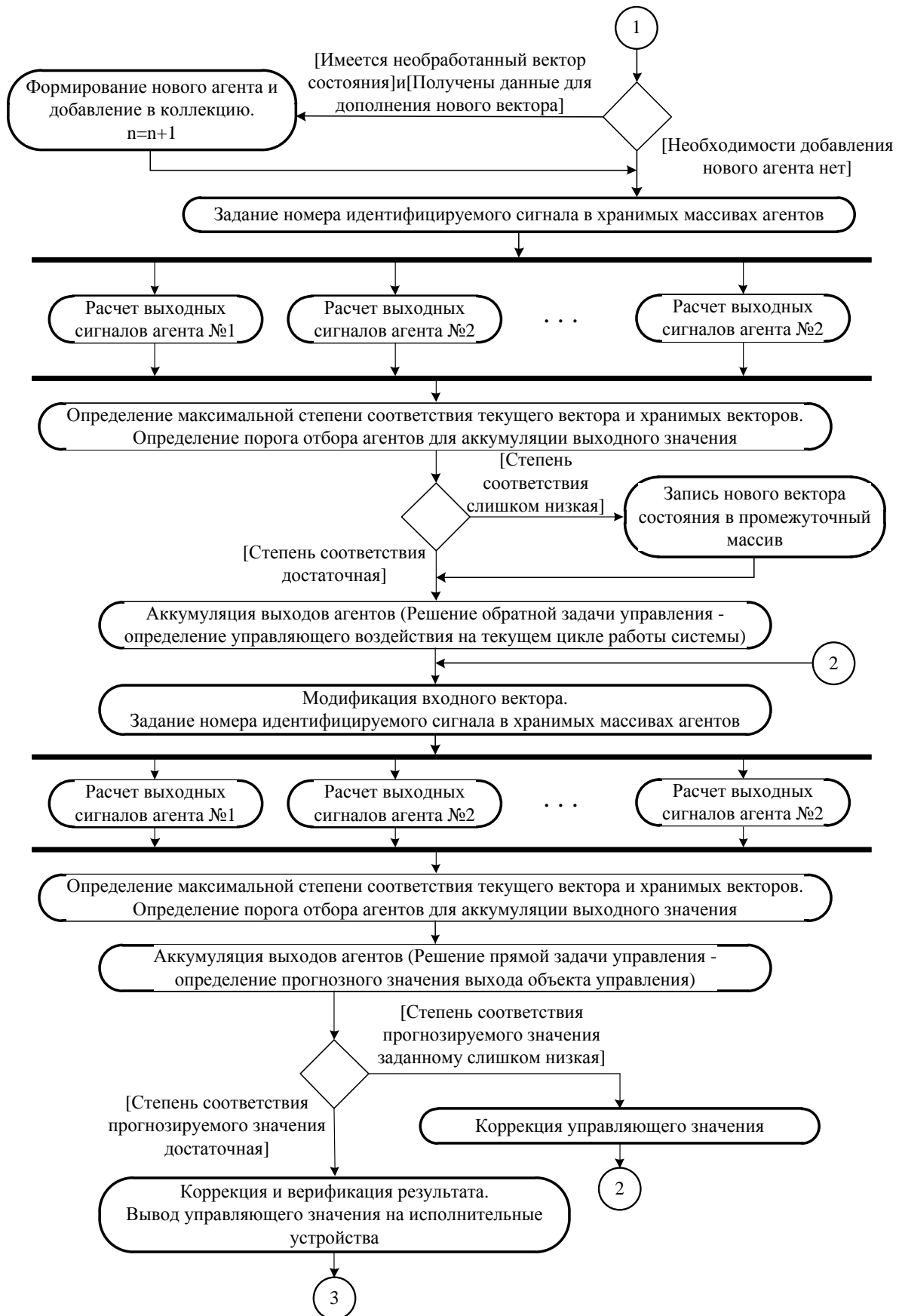


Рис. 6. UML-диаграмма активности мультиагентного регулятора (продолжение)

В табл. 1 показана предлагаемая функция отбора, влияние которой на итоговый результат будет проверено ниже.

Таблица 1

Функция зависимости порога отбора агентов от максимальной степени соответствия

Максимальная степень соответствия (Max_alfa)	Порог отбора агентов (threshold)	Максимальная степень соответствия (Max_alfa)	Порог отбора агентов (threshold)
<0,3	0,25	>=3	0,7
>=0,3	0,3	>=7	0,8
>=0,5	0,4	>=15	0,85
>=0,9	0,55	>=30	0,9
>=1,5	0,6	>=100	0,95

Для экспериментального исследования предложенной концепции на основании разработанной UML-диаграммы активности мультиагентного регулятора написано управляющее программное обеспечение. В среде Matlab/Simulink разработаны модели процессов и подключены программные модули, реализующие логику работы мультиагентного интеллектуального регулятора.

В качестве тестового объекта управления было взято динамическое звено второго порядка, последовательно соединенное с звеном чистого запаздывания. Объект характерен тем, что классический ПИД-контроллер имеет принципиальные ограничения по реализации точных и плавных переходных процессов. Передаточная функция объекта имеет вид:

$$W(s) = e^{-\tau s} \frac{K}{T^2 s^2 + 2\xi T s + 1} = e^{-1,5s} \frac{1,4}{2s^2 + 1,2s + 1} \quad (5)$$

На первом этапе была предпринята попытка оценить точность идентификации объекта (5) в соответствии с предложенной моделью. Рис. 7 показывает структуру Simulink-модели для формирования первичных экспериментальных данных и самообучения мультиагентной системы. Блок “1-D Lookup Table” является возможным источником входных сигналов для объекта управления. Блоки подсистем “Subsystem” и “Subsystem1” содержат модули задержки и модули расчета весовых коэффициентов W^j , что позволяет сформировать данные, достаточные для формирования агентов по схеме рис. 4.

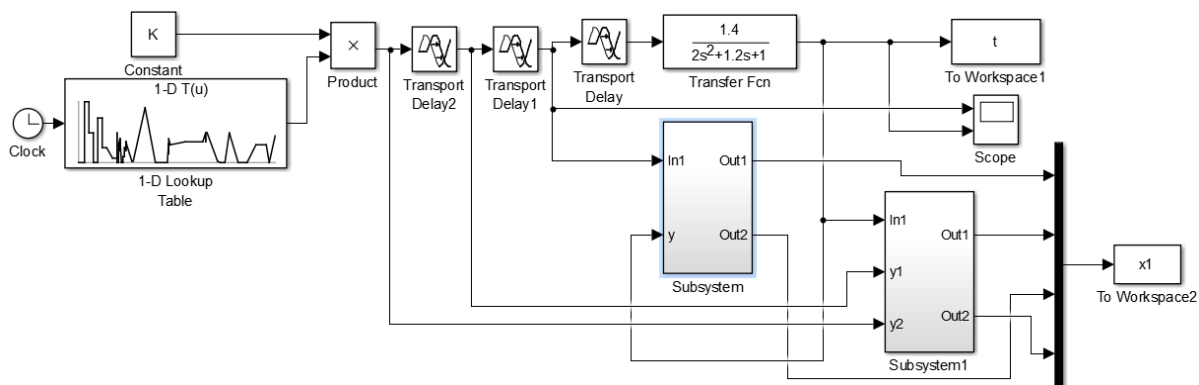


Рис. 7. Simulink-модель получения первичных экспериментальных данных

Весовые коэффициенты составляющих сигнального вектора, который характеризует состояние процесса, вычисляются как отношение производной управляемой переменной к производной составляющей вектора:

$$W^j = \frac{dy_i^{out}}{dy_i^j} \quad (6)$$

С помощью скрипт-файла выполнялась обработка первичных данных массива x1 для создания ансамбля агентов. Количество созданных агентов определяется количеством характерных участков переходных процессов и пороговым значением для сигнала alfa, определяющим минимальную степень

соответствия агентов. Если по всему имеющемуся ансамблю степень соответствия агентов текущему вектору состояния слишком низкая, то создается новый агент, запоминаящий текущий вектор. Таким образом, скрипт-файл выполняет последовательный просмотр массива $x1$, циклическое вычисление выхода агентов и добавление новых агентов в ансамбль.

Для исследуемого примера первичный массив содержал 8000 записей, порог создания был выбран на уровне 0,5. В результате было получено 160 агентов, которые по предложенной модели функционирования могут решать прямую и обратную задачи автоматического управления.

Затем, было исследовано качество аппроксимации переходного процесса объекта (4) мультиагентной системой с первичным набором агентов, полученных по схеме рис. 7. Для исследования качества идентификации объекта была составлена следующая Simulink-модель: рис. 8. Блоки Subsystem формируют текущий входной вектор состояния системы для мультиагентной системы. Параллельно с МАС моделируется работа классической системы автоматической стабилизации с ПИД-контроллером. Качественно результаты оцениваются по интегральному критерию максимальной точности.

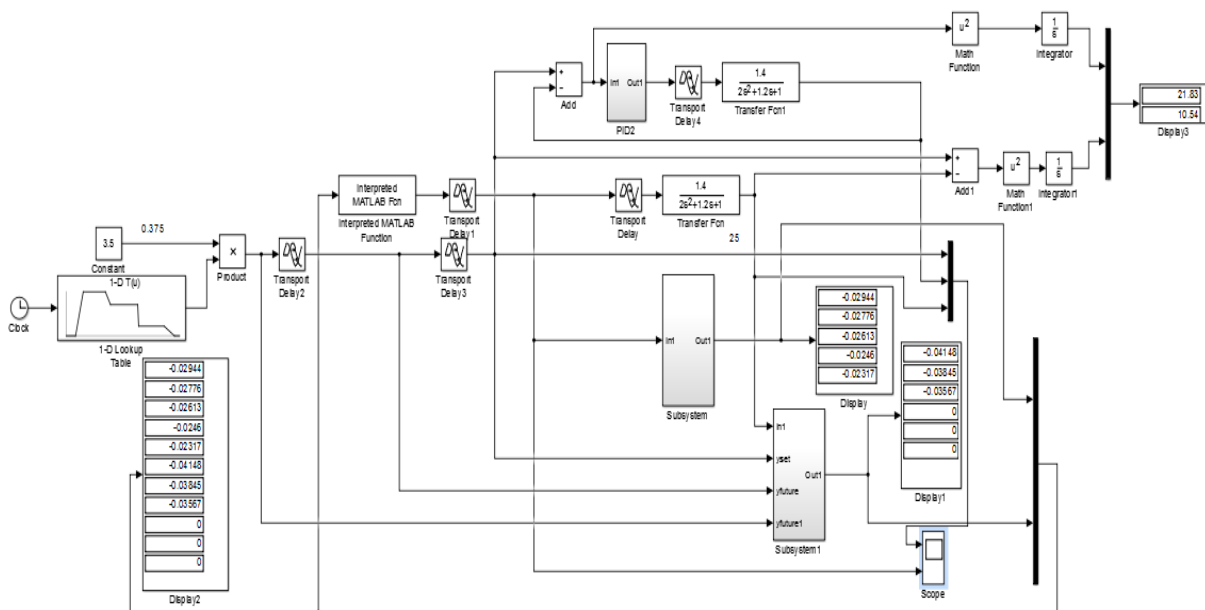


Рис. 8. Simulink-модель исследования качества идентификации объекта и автоматического управления с использованием мультиагентной системы

Переходные процессы получены для замкнутой системы автоматического регулирования с ПИД-контроллером, имеющим настройки:

- коэффициент пропорциональной составляющей – 0,35;
- коэффициент интегральной составляющей – 0,3, ограничения значения интегратора [-5; 5];
- коэффициент дифференциальной составляющей – 1,2, ограничения [-4; 4].

Величина задающего сигнала для контроллера была подобрана такой, что все установившиеся значения лежали внутри диапазона, задаваемого обучающей выборкой (рис. 7), но не совпадали полностью.

Рис. 9,а показывает качество решения прямой задачи и формирование прогнозного значения выхода объекта с дискретностью в 0,04 с.

Как можно видеть, мультиагентная система с исходным набором агентов в установившихся режимах имеет статическую ошибку от 5 до 22 %. Если разрешить супервизорной процедуре генерировать и добавлять агенты в коллекцию при низкой точности решения, то происходит значительное снижение погрешности. На рис. 9,б заметно увеличение точности прогноза после однократного просмотра переходных процессов и увеличения количества агентов с 160 до 190. Абсолютное отличие прогноза от фактического значения составляет от 11% в переходных режимах до 0,1% в установившихся, что значительно лучше исходного варианта и удовлетворяет требованиям многих техпроцессов. Можно сделать вывод: если подобные ситуации, определяемые сигнальными векторами, появляются неоднократно, то за счет добавления агентов, погрешность прогноза мультиагентной модели асимптотически стремится к нулю.

После экспериментального подтверждения возможности мультиагентной системы идентифицировать прямые и обратные модели объектов управления, можно проверить возможность

решать задачи автоматического регулирования. Рис. 10 демонстрирует работу мультиагентного регулятора, который использует набор агентов, верифицированный на задаче моделирования и прогнозирования выхода объекта управления.

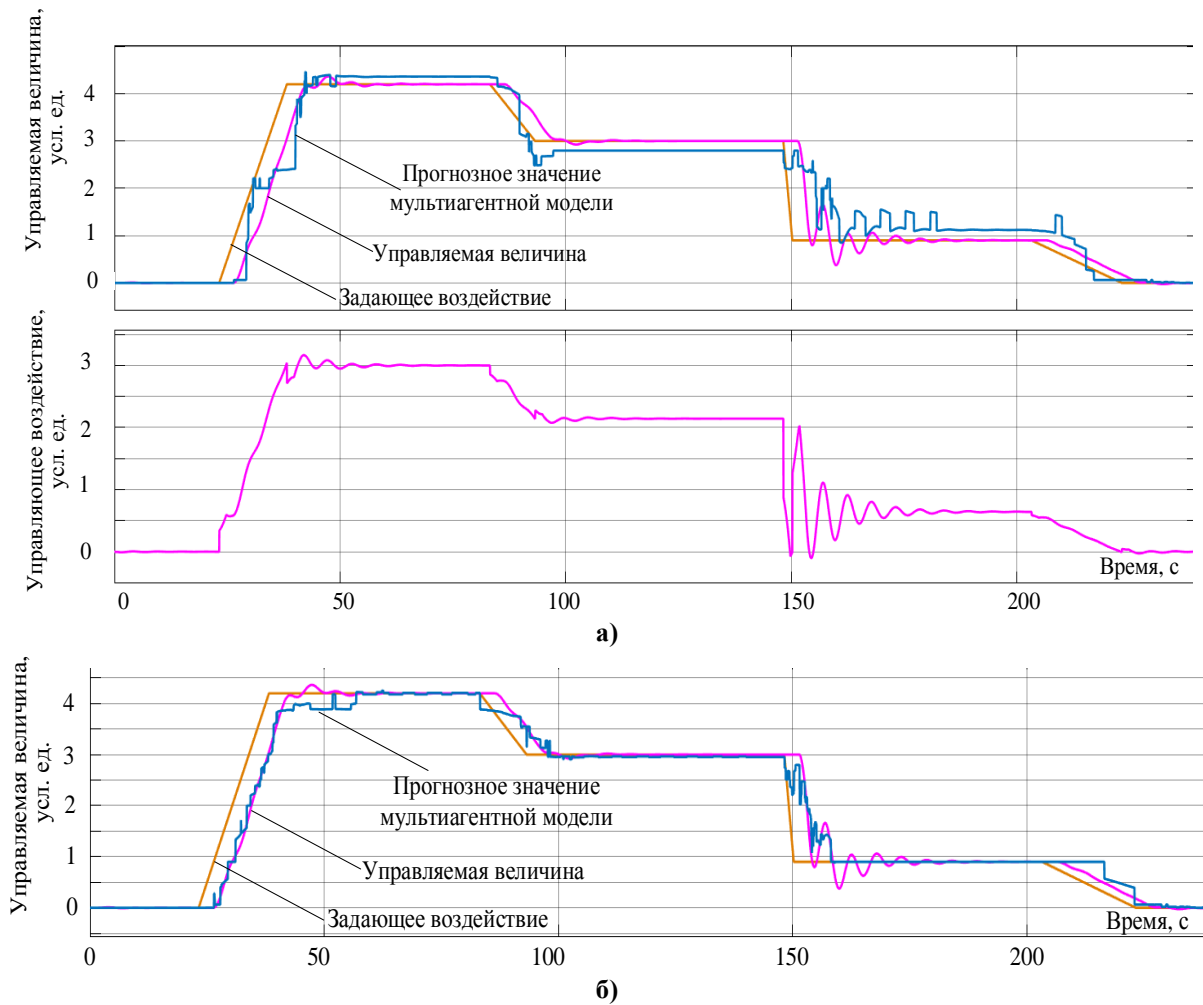


Рис. 9. Результаты моделирования замкнутой системы:
а – переходные процессы и их прогнозирование МАС с первичным набором агентов;
б – переходные процессы и их прогнозирование МАС с дополненным набором агентов

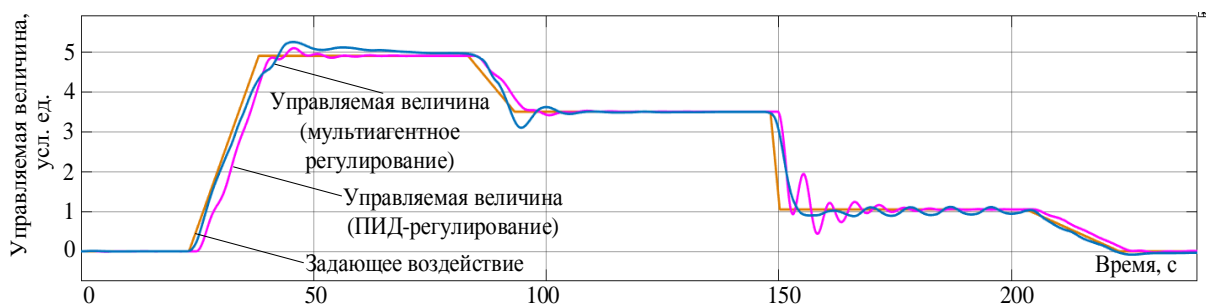


Рис. 10. Результаты сравнительного исследования управления выходом колебательного динамического объекта второго порядка с звеном чистого запаздывания, мультиагентной системой и классическим ПИД-контроллером

На демонстрируемом примере показана работа ПИД-контроллера, настроенного методом Зиглера-Николса, и для тех же задающих воздействий – работа мультиагентного регулятора. По критерию точности (интеграл квадрата рассогласования управляемой величины от заданного значения) система регулирования с ПИД-контроллером показывает значение 21,83, а мультиагентный регулятор –

10,54. Таким образом, мультиагентный регулятор для рассмотренного примера практически в 2 раза лучше и переходный процесс показывает меньшую колебательность.

Мультиагентный регулятор имеет принципиальное отличие от тех систем регулирования, работа которых основана на анализе рассогласования заданного выхода объекта управления и фактическим его значением. В процессе своей работы МАС учитывает:

- предыдущие значения важных величин (управляющих воздействий и регулируемого параметра), что позволяет идентифицировать текущее состояние системы;
- требуемое значение управляемого параметра на следующем такте (тактах) управления;
- значение управляющего воздействия, которое переведет выход объекта в требуемое состояние, получаемое как результат решения обратной задачи управления с помощью массивов агентов;
- проверка факта достижения цели управления на следующем такте с помощью решения прямой задачи управления;
- коррекция управляющего воздействия как на основе модельных вычислений, так и на основе анализа текущего рассогласования управляемой величины;
- физическое изменение управляющего воздействия выполняется только после его верификации на моделях, в том числе многократного.

В процессе проведения экспериментов было отмечено влияние величины временных промежутков и количества воспринимаемых отчетов сигналов на качество управления мультиагентным регулятором. Можно сформулировать следующие рекомендации:

- временной промежуток между отчетами сигналов следует выбирать как 50-80% от наименьшего значения между временем задержки объекта или 25-30% от периода свободных колебаний;
- количество отчетов прошлых значений сигналов 4–7, в зависимости от сложности траектории переходного процесса при использовании ПИД-контроллера;
- количество следующих значений задающего воздействия может быть от одного до трех;
- после добавления нового агента необходимо осуществить расчет весовых коэффициентов для данного конкретного случая.

Выводы

Разработана модель мультиагентной системы супервизорного типа с одноранговым набором агентов, осуществляющая идентификацию состояния динамического процесса по текущим и прошлым отчетам технологических сигналов. Каждый агент содержит свой запомненный вектор и массив весовых коэффициентов для каждой составляющей вектора. Свойство самообучения достигается путем добавления нового агента в коллекцию при обнаружении входного сигнального вектора с высокой степенью отличия от всех векторов, хранящихся в агентах.

За счет того, что агенты формируют сигнал степени соответствия текущего состояния тому, на который они настроены, производится аккумуляция искомого значения по всему набору агентов методом упрощенного центра тяжести, что позволяет идентифицировать текущее или будущее состояние процесса.

При работе с векторами, составленными из отчетов сигналов в прямом канале управления и канале обратной связи, становится возможным с помощью мультиагентной системы осуществлять предикторное управление динамическим объектом.

Разработан метод синтеза управляющих программ, основанный на автоматическом построении вычислительной модели динамического объекта, с помощью которой решается прямая и обратная задачи управления, что позволяет рассчитать воздействие на процесс и спрогнозировать реакцию объекта. Рассогласование между заданным и прогнозным значениями управляемой величины позволяет скорректировать управляющие воздействия до их фактической выдачи на исполнительные устройства. Функции самообучения и прогнозирования выхода объекта обеспечивают свойства интеллектуальности системы управления, что снижает издержки создания и модернизации систем управления технологическими линиями.

На модельных экспериментах показана работоспособность мультиагентной системы в качестве вычислительной модели динамического объекта управления и в качестве интеллектуального регулятора.

Применение разработанной архитектуры МАС позволяет упростить синтез систем управления промышленными объектами, имеющих запаздывание в контурах регулирования, свойства колебательности и нелинейности. Принципиальное отсутствие ограничения мерности позволяет реализовывать многосвязное управление и упростить согласование работы нескольких контуров регулирования. Модель МАС обладает свойствами масштабируемости, что делает возможным решение различных задач автоматического управления по единому шаблону.

Список использованной литературы

1. Барский Л. А., Козин В. З. Системный анализ в обогащении полезных ископаемых. М.: Недра, 1978. – 486 с.
2. Гончаров Ю. Г., Давидкович А. С. Автоматический контроль и регулирование на железорудных обогатительных фабриках. М.: Недра, 1968. – 227 с.
3. Lutsenko I. Systems engineering of optimal control I. Synthesis of the structure of the technological product conversion system (part1) / Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2014. Vol. 6. Issue 2 (72). PP. 29–37. doi: 10.15587/1729-4061.2014.28724
4. Lutsenko I. Optimal control of systems engineering. Development of a general structure of the technological conversion subsystem (part 2) / Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2015. Vol. 1. Issue 2 (73). PP. 43–50. doi: 10.15587/1729-4061.2015.36246
5. Fuchs F., Thiel K. Manufacturing Execution Systems: Optimal Design, Planning, and Deployment. McGraw-Hill Education, 2009. 274 p.
6. Wang H., Karimi H. R., Liu P. X., Yang H. Adaptive Neural Control of Nonlinear Systems With Unknown Control Directions and Input Dead-Zone / IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems. 2018. Volume 48. Issue 11. PP. 1897-1907. doi: 10.1109/TSMC.2017.2709813
7. Patan Krz., Patan M., Kowalów D. Neural networks in design of iterative learning control for nonlinear systems / IFAC-PapersOnLine. 2017. Volume 50. Issue 1. PP. 13402-13407. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.2277>
8. Михайленко В. С., Ложечников В. Ф. Анализ методов разработки нечётких САР для управления сложными взаимосвязанными объектами. ААЭКС. 2009. №1. Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. URL: <http://aaecs.org/mihailenko-vs--lojchnikov-vf-analiz-metodov-razrabotki--nechetkih--sar-dlya-upravleniya-slojnymi-vzaimosvyazannimi-obektami.html> (дата обращения 10.07.2019).
9. Михайленко В. С., Харченко Р. Ю. Использование нечёткого алгоритма Такаги-Сугено в адаптивных системах управления сложными объектами / Штучный интеллект. 2011. №2. – С. 53-59.
10. Мишин А. А., Нефедов Н. Ю., Петров С. П. Методы построения баз знаний для управления нелинейными динамическими системами / Системный анализ в науке и образовании [Электронный журнал]. 2011. № 2. С. 1-34.
11. Lee T. H., Adams G. E., Gaines W. M. Computer process control: modeling and optimization. New York: Wiley, 1968. 386 p.
12. Каграманян С. Л., Давидкович А. С., Малышев В. А. и др. Моделирование и управление горнорудными предприятиями. М. : Недра, 1989. 360 с.
13. Bellifemine F. L., Caire G., Greenwood D. Developing multi-agent systems with JADE. John Wiley & Sons, 2007. Vol. 7.
14. Yao Ch. et al. Multi-agent systems with dynamical topologies: Consensus and applications / IEEE circuits and systems magazine. 2013. Vol. 13. No. 3. P. 21–34.
15. Konokh I., Oksanych I., Istomina N. Automatic Search Method of Efficiency Extremum for a Multi-stage Processing of Raw Materials / Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making. Springer, Cham, 2019. PP. 225-241. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_17
16. Конох И. Представление образов динамических процессов в системах автоматического управления с помощью самонастраивающихся агентов / Автоматизированные системы управления приборы автоматки. Всеукраинский межведомственный научно-технический сборник. Харьков, 2014. Вып. 167. С. 29–38.

References

1. Barskii L.A., Kozin V.Z. Sistemnyi analiz v obogashchenii poleznykh iskopaemykh [System analysis in mineral processing]. Moscow, Nedra, 1978. 486 p.
2. Goncharov Iu.G., Davidkovich A.S. Avtomaticheskii kontrol i regulirovanie na zhelezorudnykh obogatitelnykh fabrikakh [Automatic control and regulation at iron ore processing plants]. Moscow, Nedra, 1968. 227 p.
3. Lutsenko I. Systems engineering of optimal control I. Synthesis of the structure of the technological product conversion system (part1). Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2014, vol. 6, issue 2 (72), pp. 29–37. doi: 10.15587/1729-4061.2014.28724
4. Lutsenko I. Optimal control of systems engineering. Development of a general structure of the technological conversion subsystem (part 2). Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2015, vol. 1, issue 2 (73), pp. 43–50. doi: 10.15587/1729-4061.2015.36246
5. Fuchs F., Thiel K. Manufacturing Execution Systems: Optimal Design, Planning, and Deployment. McGraw-Hill Education, 2009. 274 p.

6. Wang H., Karimi H.R., Liu P.X., Yang H. Adaptive Neural Control of Nonlinear Systems With Unknown Control Directions and Input Dead-Zone. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, volume 48, issue 11, pp. 1897-1907. doi: 10.1109/TSMC.2017.2709813
7. Patan Krz., Patan M., Kowalów D. Neural networks in design of iterative learning control for nonlinear systems. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, volume 50, issue 1, pp. 13402-13407. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.2277>
8. Mikhailenko V.S., Lozhechnikov V.F. Analiz metodov razrabotki nechetkikh SAR dlia upravleniia slozhnymi vzaimosviazannymi obektami [Analysis of the development methods of fuzzy ATS for managing complex interconnected objects]. *Avtomatika. Avtomatizatsiia. Elektrotekhnicheskie komplekxy i sistemy* [Automation. Automation. Electrical complexes and systems], 2009, №1. Available at: <http://aaecs.org/mihailenko-vs--lozhechnikov-vf-analiz-metodov-razrabotki--nechetkih--sar-dlya-upravleniya-slojnimi-vzaimosvyazannimi-obektami.html> (Accessed 10.07.2019).
9. Mihailenko V.S., Harchenko R.Y. Using of Takagi-Sugeno Fuzzy Logic in the Adaptive System for Controlling Complex Objects. *Artificial intelligence*, 2011, №2, pp. 53-59.
10. Mishin A., Nefedov N., Petrov S., Polunin A., Litvitseva L. Methods of knowledge bases design for nonlinear dynamic systems control. *System analysis in science and education: electronic journal*, 2011, № 2, pp. 1-34. Available at: <http://sanse.ru/download/85> (Accessed 10.07.2019).
11. Lee T.H., Adams G.E., Gaines W.M. *Computer process control: modeling and optimization*. New York: Wiley, 1968. 386 p.
12. Kagramanian S.L., Davidkovich A.S., Malyshev V.A. & etc. *Modelirovanie i upravlenie gornorudnymi predpriiatiami* [Modeling and management of mining enterprises]. Moscow, Nedra, 1989. 360 c.
13. Bellifemine F. L., Caire G., Greenwood D. *Developing multi-agent systems with JADE*. John Wiley & Sons, 2007. Vol. 7.
14. Chen Y., Lu J., Yu X., Hill D.J. Multi-agent systems with dynamical topologies: Consensus and applications. *IEEE circuits and systems magazine*, 2013, vol. 13, no. 3, pp. 21-34.
15. Konokh I., Oksanych I., Istomina N. Automatic Search Method of Efficiency Extremum for a Multi-stage Processing of Raw Materials. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. Springer, Cham, 2019. PP. 225-241. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_17
16. Konokh I. Representation of images of dynamic processes in automatic control systems using self-tuning agents. *Management Information System and Devises*, 2014, iss. 167, pp. 29–38.